DOI：10.19452/j.issn1007-5453.2017.11.047

基于 Wiener 过程的航空燃油泵寿命预测

张先航*，李曙林，常飞，杜旭，尹俊杰，肖尧
空军工程大学 航空航天工程学院，陕西 西安 710038

摘 要：基于数据驱动的寿命预测是目前故障预测与健康管理（PHM）技术寿命预测环节的主流方法。通过对燃油泵出口压力数据进行分析，建立了基于随机效应维纳（Wiener）过程状态退化模型，采用贝叶斯（Bayes）方法对模型进行在线更新，应用最大期望（EM）算法实现模型的超参数估计，得到燃油泵剩余寿命在线预测信息。结果显示，其预测均值路径与实际退化情况基本吻合，寿命预测区间控制在 40.62~20.57h，在接近寿命阈值阶段其预测不确定率保持在 10% 左右。本文所采用的分析方法与仿真得出的结果对于基于 PHM 技术下的维修保障活动具有一定的指导意义。

关键词：PHM；寿命预测；贝叶斯更新；Wiener 过程

中图分类号：V241.07　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1007-5453（2017）11-0047-07

目前，故障预测与健康管理（PHM）技术已成为我军航空装备重点发展的关键技术，其核心功能——长寿命、高可靠性的航空装备关键部位剩余寿命预测能力决定了 PHM 技术在维修保障中的价值。对于剩余寿命预测的研究，国内外学者在过去十年中给予了充分的关注，并取得了长足的发展[1]。Percht 在关于 PHM 的专著[2] 中，将现有的剩余寿命预测方法分为三类：基于机理模型的方法、数据驱动的方法和前两者融合的方法。参考文献 [3] 指出“复杂的工业过程往往具有多变量、强耦合、强非线性、大延时、生产边界条件变化频繁、动态特性随工况变化、难以用数学模型描述等综合复杂特性”，进而认为基于数据驱动的方法为这类设备的控制、决策、优化提供了可行的途径。

数据驱动的方法主要包括人工智能和统计数据驱动的方法（基于随机模型建模数据的方法）[1]。人工智能方法一般利用得到的数据，通过机器学习拟合设备性能变量的演化规律，进而通过外推得到失效阈值以实现剩余寿命预测[4]，但是其难以得到体现剩余寿命预测随机不确定性的概率分布函数。从另一个角度来看，剩余寿命预测是基于当前获得的监测信息对未来的失效事件进行预测，因此，预测的结果不可避免地具有不确定性。相比之下，基于统计数据驱动的方法以概率论统计理论为基础，通过统计或随机模型得到剩余寿命的概率分布，便于量化剩余寿命预测结果的不确定性。

由于维纳（Wiener）过程具有良好的数学特性，自 20 世纪 90 年代以来，该随机过程已被广泛应用于设备可靠性预测与寿命分析[5,6]。Doksum 和 Hoyland[6] 首次将 Wiener 过程用于加速模型建模，利用 Wiener 过程建模加速退化数据，推断正常应力水平下的设备寿命；Tseng[7] 等基于 Wiener 过程对 LED 灯的剩余寿命预测问题进行了研究，但该文献只考虑了设备当前时刻的状态监测信息；Peng[8] 考虑了 Wiener 过程的漂移系数为随机变量时的退化建模的问题，推导出寿命分布的显示解，但该方法未利用设备运行过程中的监测数据。

航空燃油泵是飞机燃油系统的核心部件，其性能好坏直接影响着飞行安全。但作为高可靠、长寿命产品，航空燃油泵在短期内难以观察到失效时间数据。在航空燃油泵的故障诊断研究中，国内外广泛采用振动信号或者压力信号[9] 作为状态监测和诊断的信息源，2013 年，印度学者 Muralidharan 和 Sugumaran [10] 使用振动信号，结合小波分析进行特征提取，运用模糊逻辑分类方法，实现对故障的分类识别。因此，选择与产品寿命相关的出口压力作为性能退化特征量，采用 Wiener 过程建立性能退化模型，运用贝叶斯（Bayes）统计推断的方法实现模型的实时在线更新，得到燃

收稿日期：2017-09-21；　退修日期：2017-09-29；　录用日期：2017-10-27
* 通信作者 . Tel.：17602923293　E-mail：429552410@qq.com
引用格式：ZHANG Xianhang, LI Shulin, CHANG Fei, et al. Life prediction of aviation fuel pump based on Wiener process[J]. Aeronautical Science & Technology, 2017, 28(11): 47-53. 张先航，李曙林，常飞，等 . 基于 Wiener 过程的航空燃油泵寿命预测 [J]. 航空科学技术，2017，28(11)：47-53.

油泵运行过程中的实时剩余寿命预测分布情况，对燃油系统和飞机[1,2]PHM 具有重要意义。

1 机载燃油传输系统试验平台

采用南京机电液压工程研究中心提供的某型离心式交流电动泵为研究对象，该型号燃油泵是机载燃油系统的核心附件之一，主要为散热分系统和供油箱供油。该燃油泵工作介质：航空喷气燃料 RP-3；介质温度：-60~+85℃；工作参数见表 1。

表 1 产品主要工作参数

Table 1 Product main working parameters

泵流量 /（L/h）	泵增压 /kPa	电压 /V	电流 /A	漏油量 /（mL/min）
12000	≥ 73	27	≤ 5.5	0
注：表中泵增压为温度 -60~ +85℃时的最低要求。				

搭建的机载燃油转输系统试验平台如图 1 所示，主要包括储油箱、供油箱、离心式燃油泵、三个振动加速度计传感器（CA-YD-182-10）、一个压力传感器（CY-YZ-001）、数据采集设备（亿恒 MI-7008）等，其中，振动传感器采用磁吸座的方式安装于电机壳上相互垂直的三个位置。压力传感器采用转接管安装在燃油泵出口 60~80cm 处，如图 2 所示。

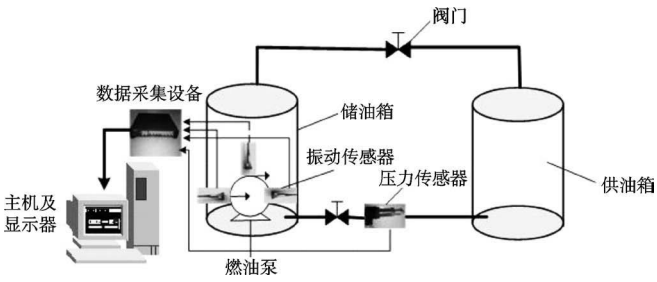

图 1 机载燃油转输系统试验平台结构示意图

Fig.1 Structure diagram of onboard fuel transfer system experimental platform

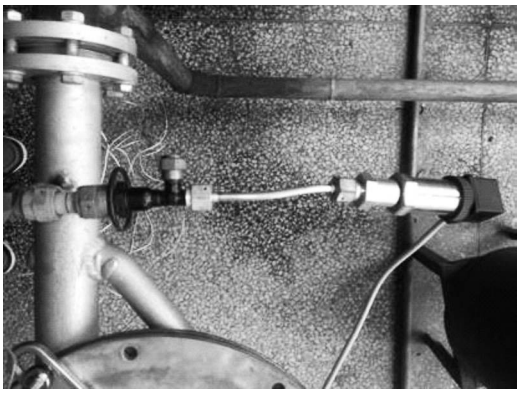

图 2 压力传感器安装实物图

Fig.2 Physical diagram of pressure sensor installation

测试时，首先打开阀门，将储油箱注满燃油，接通泵电源，泵启动后连续工作，待泵运行稳定后，采集泵振动信号和出口的压力信号，信号采集结束后，关闭电源和阀门。

2 基于 Wiener 过程的性能退化模型

采用随机效应下的 Wiener 过程对燃油泵性能退化数据进行建模假设产品在 t 时刻的性能退化量为 $X(t)$，$X(t)$ 为一维连续随机过程且服从 Wiener 过程，则其数学模型可以表示为：

$$X(t)=\mu t+\sigma B(t) \tag{1}$$

式中：μ 为漂移系数，σ 为扩散系数，$B(t)$ 为标准布朗运动。

考虑同批产品不同个体之间的随机性，认为在此条件下 μ 和 σ 都是随机变量，联合共轭先验分布为正态—逆 Gamma 分布[11]，记 $\omega=1/\sigma^2$，则已知 ω 服从 Gamma 分布，设 $\omega\sim\text{Gamma}(a,b)$，则在给定 ω 的条件下，$u|\omega\sim\text{Normal}(c,d/\omega)$。由 Wiener 过程的定义[11] 及式（1），在给定 μ，σ^2 的条件下，可知：

$$X(\mathrm{t})\,|\,\mu,\sigma^2\sim N(\mu t,\sigma^2 t) \tag{2}$$

则对任意给定的时刻 $t>s>0$，在 $t-s$ 时间段内的产品性能退化量的增量 $X(t)-X(s)$ 可表示为：

$$\begin{aligned}X(t)-X(s)&=\mu(t-s)+\sigma^2B(t)-\sigma^2B(s)=\\&\mu(t-s)+\sigma^2B(t-s)\end{aligned} \tag{3}$$

假设有 N 个产品进行退化试验，在 M 个不同时刻退化量进行观测。记 $X(t_{ij})$ 表示第 i 个产品在时刻 j 处的测量值（$i=1,2,\cdots,N$；$j=1,2,\cdots,M$），通过观测可得到如下性能退化量的测量数据：

$$\begin{matrix}X(t_{11}) & X(t_{12}) & \cdots & X(t_{1M})\\ X(t_{21}) & X(t_{22}) & & X(t_{2M})\\ \vdots & & & \vdots\\ X(t_{N1}) & X(t_{N1}) & \cdots & X(t_{NM})\end{matrix}$$

为方便计算，$\Delta X_{ij}=X(t_{ij})-X(t_{ij-1})$，$\Delta t_{ij}=t_{ij}-t_{ij-1}$，其中 Δt_{ij} 表示第 i 个样品在时刻 t_{ij-1} 到 t_{ij} 之间的时间增量，ΔX_{ij} 表示第 i 个样品在时刻 t_{ij-1} 到 t_{ij} 之间的退化量的增量，则可得到性能退化增量数据为：

$$\begin{matrix}\Delta X_{11} & \Delta X_{12} & \cdots & \Delta X_{1M}\\ \Delta X_{21} & \Delta X_{22} & & \Delta X_{2M}\\ \vdots & & & \vdots\\ \Delta X_{N1} & \Delta X_{N1} & \cdots & \Delta X_{NM}\end{matrix}$$

因此，式（3）可改写为：

$$\begin{aligned}\Delta X_{ij}&=\mu(t_{ij}-t_{ij-1})+\sigma^2B(t_{ij}-t_{ij-1})=\\&\mu\Delta t_{ij}+\sigma^2B(\Delta t_{ij})\end{aligned} \tag{4}$$

由 Wiener 过程的性质可知，在给定 μ 和 σ^2 的条件下，有 $\Delta X_{ij} \mid \mu,\sigma^2 \sim N(\mu\Delta t_{ij},\sigma^2\Delta t_{ij})$，因此，性能退化量增量 ΔX_{ij} 的概率密度函数为：

$$f(\Delta x_{ij} \mid \mu,\sigma^2)=\prod_{i=1}^{N}\prod_{j=1}^{M}\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t_{ij}}}\exp\left(\frac{\Delta x_{ij}-\mu\Delta t_{ij}}{2\pi\sigma^2\Delta t_{ij}}\right) \tag{5}$$

$$f(\Delta x_{ij} \mid \mu,w)=\prod_{i=1}^{N}\prod_{j=1}^{M}\frac{\sqrt{w}}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t_{ij}}}\exp\left(\frac{w(\Delta x_{ij}-\mu\Delta t_{ij})^2}{2\pi\Delta t_{ij}}\right) \tag{6}$$

因此，在随机效应下的 Wiener 过程模型未知参数的似然函数可表示为：

$$f(\Delta x_{ij} \mid a,b,c,d)=\prod_{i=1}^{N}\prod_{j=1}^{M}\frac{\Gamma\left(a+\frac{1}{2}\right)}{\sqrt{2\pi b(\mathrm{d}t^2+t)}\Gamma(a)}\left\{1+\frac{(\Delta x_{ij}\text{-}ct)^2}{2b(\mathrm{d}t^2+t)}\right\}^{-a-\frac{1}{2}} \tag{7}$$

设产品的退化失效阈值为 l，产品首次达到 l 的寿命 T 服从逆高斯分布[13]，当产品退化量 $X(t)$ 小于 l 时，令 $l'=l-x(t)$，此时剩余寿命概率密度函数和均值分别为：

$$f(t \mid x_t)=\frac{l-x_t}{\sqrt{2\pi\sigma^2t^3}}\exp\left[\frac{(-l-x_t-\mu t)^2}{2\sigma^2t^3}\right] \tag{8}$$

$$E(\mathrm{rul})=\int_0^{+\infty}tf(t \mid x_{(t)})\mathrm{d}t=\frac{l'}{\mu} \tag{9}$$

3 Bayes 剩余寿命在线预测

为提高预测的准确性和合理性，采用 Bayes 方法对退化模型的参数进行实时更新。

由 Bayes 定义可知，参数空间 θ 上任一概率分布都称作先验分布。用 $\pi(\theta)$ 表示 θ 的先验分布，这里 $\pi(\theta)$ 是随机变量 θ 的概率函数。θ 为连续型随机变量，$\pi(\theta)$ 为 θ 的密度函数。

在获得样本 X 后，θ 的后验分布就是在给定 $X=x$ 条件下 θ 的条件分布，记为 $\pi(\theta|x)$。对于连续性随机变量，其概率密度函数为：

$$\pi(\theta \mid x)=\frac{h(x,\theta)}{m(x)}=\frac{f(x \mid \theta)\pi(\theta)}{\int_\Theta f(x \mid \theta)\pi(\theta)} \tag{10}$$

式中：$h(x,\theta)=f(x \mid \theta)\pi(\theta)$ 为 X,θ 的联合分布，而 $m(x)=\int_\theta f(x \mid \theta)\pi(\theta)$ 为 x 的边缘分布，已知参数 μ,ω 联合分布情况，可得退化模型的参数先验分布为：

$$\pi(\mu,\omega)=\pi(\omega)\pi(\mu \mid \omega)=\sqrt{\frac{\omega}{2\pi d}}\exp\left(-\frac{\omega(u-c)^2}{2d}\right)\frac{b^a\omega^{a-1}}{\Gamma(a)}\exp(-\omega b) \tag{11}$$

在获得不同时间点的性能退化数据 $X=(x_{(t0)},x_{(t1)},x_{(t2)},\ldots,x_{(tn)})$ 后可 以得到实时监测的性能退化数据 x 的似然函数 $L(x \mid \mu,\omega)$ 为：

$$L(x \mid \mu,\omega)=\prod_{j=1}^{n}h(\Delta x_{tj})=\prod_{j=1}^{n}\frac{\sqrt{\omega}}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t_j}}\exp\left(\frac{\omega(\Delta x_{tj}-\mu\Delta t_j)^2}{2\pi\Delta t_j}\right) \tag{12}$$

式中：$\Delta x_{tj}=x_{tj}-x_{tj-1}$，$\Delta t_j=t_j-t_{j-1}$。

根据 Bayes 公式可以将 $\pi(\mu,\omega)$ 更新为 $\pi(\mu,\omega \mid X)$，由式（10）可知，$\pi(\theta,x)$ 正比例于似然和先验的乘积，即：

$$\pi(\mu,\omega/x)\propto L(x/\mu,\omega)\pi(\mu,\omega,\theta) \tag{13}$$

将式（11）和式（12）代入式（13），可得其参数 μ,ω 后验分布：

$$\pi(\mu,\omega/x)\propto \omega^{n/2+a-1}\exp\left\{-\omega\left[b+\frac{c^2}{2d}-\frac{(x_nd+c)^2}{2d(t_nd+1)}\right]\right\}\cdot\omega^{1/2}\exp\left\{-\frac{\omega}{2}\frac{\left(\mu-\frac{x_nd+c}{t_nd+1}\right)}{\frac{d}{t_nd+1}}\right\} \tag{14}$$

由于分布参数的后验分布与其共轭先验分布的函数形式相同，通过对比式（11）与式（14）的函数形式，得到其超参数后验估计值 a^*,b^*,c^*,d^* 分别为：

$$a^*=\frac{n}{2}+a \tag{15}$$

$$b^*=b+\frac{c^2}{2d}-\frac{(x_nd+c)^2}{2d(t_nd+1)} \tag{16}$$

$$c^*=\frac{x_nd+c}{t_nd+1} \tag{17}$$

$$d^*=\frac{d}{t_nd+1} \tag{18}$$

即可得出：

$$\pi(\mu,\omega/x)=\sqrt{\frac{\omega}{2\pi d^*}}\exp\left(-\frac{\omega(u-c^*)^2}{2d^*}\right)\frac{b^{*a^*}\omega^{a^*-1}}{\Gamma(a^*)}\exp(-\omega b^*) \tag{19}$$

μ,ω 的后验边缘密度分别为：

$$\pi(\mu \mid x)=\int_0^{+\infty}\pi(\mu,\omega \mid x)\mathrm{d}\omega \tag{20}$$

$$\pi(\omega \mid x)=\int_0^{+\infty}\pi(\mu,\omega \mid x)\mathrm{d}\mu \tag{21}$$

在平方损失函数下，μ,ω 的 Bayes 估计为 $\hat{\mu},\hat{\omega}$：

$$\hat{\mu}=E[\mu \mid x] \tag{22}$$

$$\hat{\omega}=E[\omega \mid x] \tag{23}$$

将 $\hat{\mu},\hat{\omega}$ 代入式（8）即可得到产品的剩余寿命分布，剩余

寿命期望为$l'/\hat{\mu}$。

4 基于 EM 算法的超参数先验估计

由式 (13) 可知，要想求得 μ, ω 后验均值，首先要求出参数 a, b, c, d 的先验估计值。这里采用 EM 方法求解其超参数估计值。

以收集到的 N 个燃油泵在 M 个监测时刻所得到的性能退化数据值为先验信息，设第 i 个产品在第 j 次监测得到的性能退化数据为 X_{ij}，监测时间点为 t_{ij}，引入两组潜在数据 (μ_1, μ_2, …, μ_M) 和 (ω_1, ω_2, …, ω_M)。建立包含参数 μ_i, ω_i 和超参数 a, b, c, d 的完全似然函数。

$$L(a,b,c,d,\mu_i,\omega_i)=\prod_{i=1}^{N}\prod_{j=1}^{M}\frac{\sqrt{w_i}}{\sqrt{2\pi\Delta t_{ij}}}\exp\left(\frac{w_i(\Delta x_{ij}-\mu\Delta t_{ij})^2}{2\sigma^2\Delta t_{ij}}\right)$$
$$\prod_{i=1}^{N}\sqrt{\frac{w_i}{2\pi d}}\exp\left(-\frac{w_i(u_i-c)^2}{2d}\right)\frac{b^a w_i^{a-1}}{\Gamma(a)}\exp(-w_i b) \tag{24}$$

采用传统的极大似然估计法可解得：

$$\psi(\hat{a})-\ln\hat{a}=\sum_{i=1}^{N}\frac{\ln\omega_i}{N}+\ln N-\ln\sum_{i=1}^{N}\omega_i \tag{25}$$

$$\hat{b}=N\frac{\hat{a}}{\sum_{i=1}^{N}\omega_i} \tag{26}$$

$$\hat{c}=\sum_{i}^{N}\omega_i\mu_i \tag{27}$$

$$\hat{d}=\sum_{i=1}^{N}(\omega_i\mu_i^2-2\hat{c}\omega_i\mu_i+\hat{c}^2\omega_i)/N \tag{28}$$

由式 (12) ~ 式 (15) 中可知，$\hat{a},\hat{b},\hat{c},\hat{d}$含有隐含参数 μ, ω 的项即 ω_i, $\ln\omega_i$, $\omega_i\mu_i$, $\omega_i\mu_i^2$项。本文采用 EM 算法求解带隐含变量的上述难题。

(1) E 步

根据 EM 方法，E 步骤涉及计算 $E(\omega_i\mid\theta)$, $E(\ln\omega_i\mid\theta)$, $E(\mu_i\omega_i\mid\theta)$, $E(\mu_i^2\omega_i\mid\theta)$，根据 ω_i 服从 Gamma 分布，$u_i|\omega_i$ 服从正态分布，可推出 u_i 服从非中心 t 分布，各项的期望值可根据以上分布函数的统计特性[12] 推导得出。设 $\{a_t, b_t, c_t, d_t\}$ 为迭代 t 次后超参数估计值，解得在迭代 t+1 步后各项包含潜在参数 μ_i, ω_i 的期望为：

$$E(\omega_i)=\frac{a_t+N_i/2}{b_t+c_t^2\Big/\left[2d_t-\frac{(d_tX_{iN_i}+c_t)^2}{2d_t(t_{iN_i}d_t+1)}+\sum_{j=1}^{N_i}\Delta\frac{X^2_{ij}}{2t_{ij}}\right]} \tag{29}$$

$$E(\ln\omega_i)=\psi\left(a_t+\frac{N_i}{2}\right)-\ln\left(b_t+\frac{c_t^2}{2d_t}-\frac{(d_tX_{iN_i}+c_t)^2}{2d_t(t_{iN_i}d_t+1)}+\sum_{j=1}^{N_i}\frac{\Delta X_{ij}}{2t_{ij}}\right) \tag{30}$$

$$E(\omega_i)=E(\omega_i)\frac{d_tX_{iN_i}+c_t}{2d_t(t_{iN_i}d_t+1)} \tag{31}$$

$$E(\omega_i\mu_i^2)=E(\omega_i)\left(\frac{d_tX_{iN_i}+c_t^2}{t_{iN_i}d_t+1}\right)+\frac{d_t}{t_{iN_i}d_t+1} \tag{32}$$

(2) M 步

将在 E 步中计算得出的各项包含潜在数据 μ_i, ω_i 的参数项代入式 (24) ~ 式 (27)，可得 t+1 步迭代后各参数 $\{a, b, c, d\}$ 估计值：

$$\psi(\hat{a}_{t+1})-\ln\hat{a}_{t+1}=\frac{\sum_{i=1}^{N}E(\ln\omega_i)}{N}+\ln N-\ln\sum_{i=1}^{N}E(\omega_i) \tag{33}$$

$$\hat{b}_{t+1}=\frac{N\hat{a}_{t+1}}{\sum_{i=1}^{N}E(\omega_i)} \tag{34}$$

$$\hat{c}_{t+1}=\sum_{i=1}^{N}E(\mu_i\omega_i) \tag{35}$$

$$\hat{d}_{t+1}=\sum_{i=1}^{N}[E(\mu_i^2\omega_i)-2\hat{c}_{t+1}E(\mu_i\omega_i)+\hat{c}_{t+1}^2E(\omega_i)] \tag{36}$$

当相邻两步的误差达到预设精度时，即可停止迭代。输出最后一次的参数估计值，即为模型的超参数估计值。

5 实例分析

在实验室对某型航空燃油泵进行模拟工作电压下的试验，采集试验过程中记录燃油泵出口处压力传感器的输出值，从其性能退化监测数据时间序列图来看，其性能退化呈现出分阶段、震荡退化的形式，且原始监测数据中噪声较多，非常不易对其性能退化过程进行预测分析。

因此，采用小波分析的方法，提取其性能下降趋势特征信号以 db5 小波对原始信号进行 5 层分解，提取其具有性能退化趋势的特征信号，如图 3 所示。

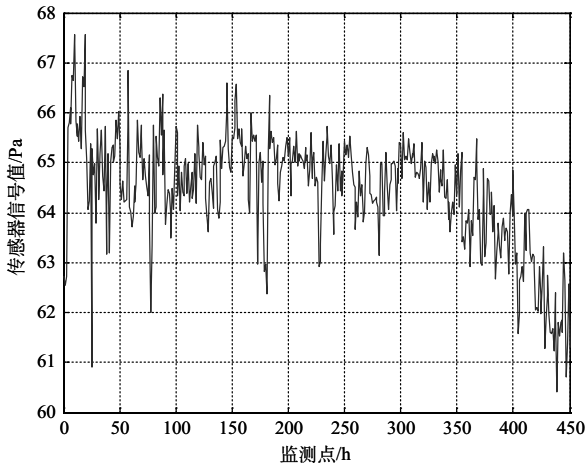

图 3 原始信号监测图

Fig.3 Original signal monitoring diagram

由图 4 可看出，所提取的特征信号值在 B C 段具有明显的线性下降趋势，因此，提取 B C 段特征信号数据，选取性能退化阈值为 61Pa。进行剩余寿命预测分析建模。以同批 9 个产品常规退化试验数据作为个体剩余寿命预测先验信息，取同批单独一个产品退化数据作为其实时更新信息。为方便模型计算，对原始数据进行初始值归零转换的预处理，得到转化后的性能退化曲线如图 5 所示。

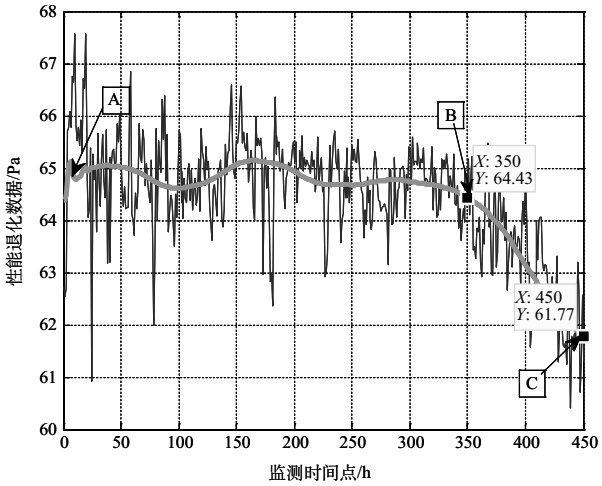

图 4 小波分析性能特征提取图

Fig.4 Wavelet analysis performance feature extraction drawing

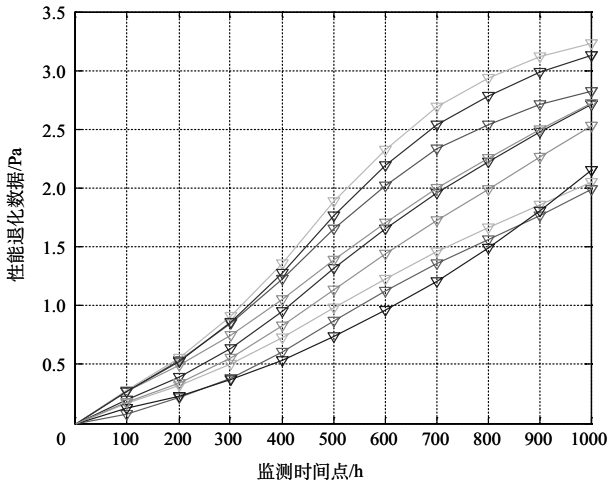

图 5 转换后性能退化数据曲线

Fig.5 Performance degradation data curve after conversion

首先针对上述产品退化过程数据，进行显著水平为 0.1 的正态分布假设检验，结果接受假设，表明产品性能退化过程服从 Wiener 过程。

利用采集的 9 组燃油泵性能退化数据，运用 EM 算法进行超参数估计，得到 a, b, c, d 超参数先验值。设超参数 a, b, c, d 初始值为 3.0, 0.01, 0.01, 0.01，当精度 e 小于 10^{-8} 时则停止 EM 迭代。得到超参数先验分布为：a=3.127；b=0.000371；c=0.00337；d=0.00132。

通过实时监测的性能退化数据运用 Bayes 方法对参数进行实时更新，在得到的 a, b, c, d 后验均值的基础上，通过式 (19) 得到 μ, ω 的后验均值，从而实现对分布参数 $\mu\sigma$ 的在线更新，见表 2。

表 2 参数更新值

Table 2 Parameter update value

更新均值	200h	400	600	800	1000
$\mu(10^{-3})$	3.151	3.337	3.284	3.187	2.939
$\sigma^2(10^{-3})$	1.501	1.473	1.489	1.387	1.363

将 μ, σ^2 代入式 (8) 可得到其剩余寿命概率密度函数，如图 6、图 7 所示。

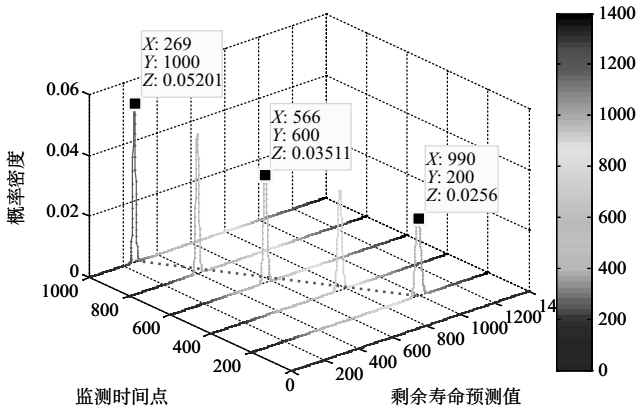

图 6 剩余寿命预测效果三维图

Fig.6 Residual life prediction effect 3D diagram

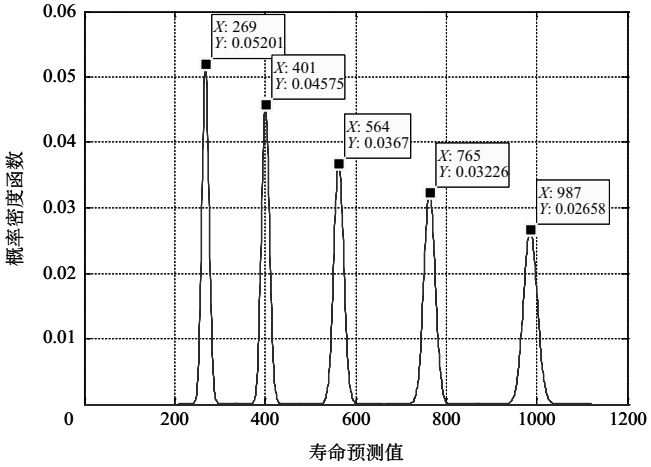

图 7 剩余寿命预测效果二维图

Fig.7 Residual life prediction effect 2D diagram

由图 8、图 9 可知，基于 Wiener 过程的航空燃油泵寿命预测均值路径与实际退化情况基本相吻合，随着监测时间的

推进，其预测结果的概率密度置信区间越来越小，即其预测不确定性也越来越小，精度越来越高。

通过对剩余寿命预测不确定性进行量化分析，得出其剩余寿命预测水平在不同置信度[13]下的置信区间，见表3。

表3 不同寿命预测置信水平下置信区间

Table 3 Confidence interval under different life expectancy confidence levels

监测时间点	剩余寿命预测均值	99% 置信度下区间	95% 置信度下区间	90% 置信度下区间
200	985.9	40.62	58.76	23.44
400	763.1	33.14	47.94	20.46
600	562.0	29.11	42.10	17.70
800	400.7	23.6	34.14	16.48
1000	268.0	20.57	29.75	14.97

由表3可知，剩余寿命预测的置信区间99%置信度下的寿命预测区间为（20.57，40.62）。在监测后期可以保持在20h左右，预测区间与预测剩余寿命均值之比在10%左右。可以根据所监测航空燃油泵实际维修保障情况，为其选择设计单位时间消耗费用最低且使用度最高的剩余寿命预测精度，从而达到维修保障的效能最佳。

6 结论

本文采用小波分析的方法提取了燃油泵具有性能退化趋势的信号，运用基于随机效应的Wiener过程对其性能退化数据进行建模分析，通过Bayes方法实现预测模型参数的在线更新，得到其剩余寿命预测结果。

结果表明，基于随机效应的Wiener过程的寿命预测的结果与实际退化过程基本吻合，且预测结果不确定性随运行时间的推移越来越低，在接近寿命阈值的预测阶段其不确定率可以保持在10%左右。本文所采用的分析方法可以为开展PHM剩余寿命预测效能分析提供一定的思路与借鉴，得出的预测结果对于视情维修保障活动的开展具有一定的指导意义与价值。

参考文献

[1] Si X，Wang W，Hu C，et al. Remaining useful life estimation–A review on the statiscal data driven approaches[J].European Journal of Operational Research，2011，213（1）：1–14.

[2] Pecht M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey：Wiley Online Library，2008.

[3] 柴天佑．生产制造全流程优化控制对控制与优化理论方法的挑战 [J]. 自动化学报，2009，35（6）：641–649.
CHAI Tianyou. Challenges of optimal control for plant-wide prdution processes in terms of control and optimization theories[J].Journal of Automation，2009，35（6）：641–649.（in Chinese）

[4] Jardine A，Lin D，Banjevic D. A review on marchinery diagnostic and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2006，20（07）：1483–1510.

[5] Heng A，Zhang S，Tan A，et al. Rotaing machinery prognostics，state of the art，challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2009，23（3）：724–739.

[6] Doksum K，Hoyland A. Models for variable-stress accelerated life testing experiments based on wiener processes and the inverse Gaussian distribution [J]. Technometrics，1992，34（1）：74–82.

[7] Tseng S，Tang J，Ku I. Determination of burn-in parameters and residual life for highly reliable products[J]. Navel Research Logistics，2003，50（1）：1–4.

[8] Peng C，Tseng S. Mis-specification analysis of linear degration models[J]. IEEE Transactions on Reliability，2009，58（3）：1161–1170.

[9] Hancoke K M，Zhang Q. A hybrid approach to hydraulic vane pump condition monitoring and fault detection[J]. Transactions of a the Asabe，2006，49（4）：1203–1211.

[10] Muralidharan V，Sugumaran V. Rough set based rule learning and fuzzy classification of wavelet features for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump[J]. Measurement，2013，46（9）：3057–3063.

[11] 彭宝华．基于Wiener过程的可靠性建模方法研究 [D]. 长沙：国防科技大学，2010.
PENG Baohua. Rearch on reliability modeling method based on Wiener process[D]. Changsha：National Defense University，2010.（in Chinese）

[12] Wang X L，Cheng Z J，Guo B. Residual life forecasting of degradation data[J]. Journal of Multivariate Analysis，2010，101（2）：340–351.

[13] 彭喜元，彭宇，刘大同．数据驱动的故障预测 [M]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学出版社，2015.

PENG Xiyuan, PENG Yu, LIU Datong. Data driven fault prediction[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2015. (in Chinese)

（责任编辑　刘玲蕊）

作者简介

张先航（1992— ）男，硕士研究生。主要研究方向：故障预测与健康管理，剩余寿命预测技术。

Tel：17602923293　　E-mail：429552410@qq.com

李曙林（1959— ）男，教授。主要研究方向：航空装备维修保障，自主保障效能研究。

常飞（1978— ）男，讲师。主要研究方向：航空装备维修保障效能研究。

杜旭（1991— ）男，博士研究生。主要研究方向：剩余寿命预测研究。

Life Prediction of Aviation Fuel Pump Based on Wiener Process

ZHANG Xianhang*, LI Shulin, CHANG Fei, DU Xu, YIN Junjie, XIAO Yao

Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China

Abstract: Data-driven life prediction method is the mainstream of PHM technology life prediction links. Through the analysis of fuel pump outlet pressure data, a process of degradation of Wiener process state based on random effect was established. Application of EM algorithm to realize super-parameter estimation model, the Bayes method was used to update the model online, getting the fuel pump residual life online forecast information. The result show that the predicted mean path is consistent with the actual degradation, and the life prediction interval is controlled from 40.62 to 20.57 hours, the uncertainty rate is about 10% near the threshold of life. The analysis method and simulation results obtained in this paper have some guiding significance for maintenance and protection activities based on PHM technology.

Key Words: PHM; life prediction; Bayes, updating; Wiener process

Received: 2017-09-21;　**Revised:** 2017-09-29;　**Accepted:** 2017-10-27

***Corresponding author. Tel. :**17602923293　**E-mail:** 429552410@qq.com